Vol.10, No.4, Winter 2022, pp.47-68 ISSN (Print):2322-1682 ISSN (Online):2383-3076

Journal of Geography and Environmental Hazards

دانشگاه فردوسی مشهد
Ferdowsi University of Mashhad

RESEARCH ARTICLE DOI: 10.22067/geoeh.2021.69707.1041 Open access

The Effect of Morphometry Indices on Improving the Performance of Data Mining Models for Landslide Sensitivity Zoning in Cherikabad Watershed, Urmia

AbdulAziz Hanifinia [a*], Habib Nazarnejad [b]

[a] *PhD Candidate in Watershed Management, Department of Range and Watershed Management, Urmia University, Urmia, Iran*

[b] *Associate Professor, Department of Range and Watershed Management, Urmia University, Urmia, Iran*

Received: 7 April 2021 ***Revised: 2 July 2021*** ***Accepted: 6 August 2021***

Abstract

The purpose of this study was to evaluate the performance of two data mining models; artificial neural network and vector support machine algorithm in three modes: Using morphometric indices including topographic wetness index, topographic position index, stream power index, length slope index, terrain ruggedness index, mass balance index, profile curvature index and surface curvature index; Using environmental and human factors including rainfall, basin height, slope, slope direction, lithology, land use, normalized vegetation difference index, distance from stream, distance from road, and distance from fault; And a combination of the above two conditions in zoning the landslide sensitivity of the Cherikabad watershed in Urmia. For this purpose, 92 landslide points in the watershed were identified using field study and Google Earth images. The map of morphometric indices and maps of environmental and human factors were prepared and digitized in ArcGIS10.5. The evaluation results of the two models using the ROC curve showed that in the case of using only morphometric indices, the two models SVM and ANN with the area under the curve of 0.742 and 0.763, respectively, have good performance in landslide sensitivity zoning. In the case of using human and environmental factors, the above two models with an area under the curve of 0.876 and 0.929 have good and very good performance, respectively; and in the case of using both human and environmental factors along with morphometric indices, the two models with an area under the curve of 0.940 and 0.936 had almost the same performance with excellent rank in the zoning of sensitive areas. Moreover, the highest quality sum (Qs) and Density ratio (Dr) had the highest correlation between risk categories for the SVM model in the third case. The results of Kappa index in the superior state showed that lithology, LS, and basin height factors had the greatest effect on the occurrence of landslides, respectively. Therefore, the effects of natural factors in comparison with human factors, and in general, the morphometric indices are higher in the occurrence of landslides than environmental and human factors, and the basin is inherently sensitive to landslides.

Keywords: Morphometric Indices, SVM, ANN, ROC Curve, Cherikabad Watershed

*. Corresponding author:AbdulAziz Hanifinia E-mail: aziz.hanifi1372@gmail.com Tel: + 989184576419

How to cite this Article: Hanifinia, A., nazarnejad, H. (2022). The effect of morphometry indices on improving the performance of data mining models for landslide sensitivity zoning in Cherikabad watershed, Urmia. *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 10(4), 49-71.
doi:10.22067/geoeh.2021.69707.1041

Geography and Environmental Hazards
Volume 10, Issue 4 - Number 40, Winter 2022
https://geoeh.um.ac.ir
https://dx.doi.org/10.22067/geoeh.2021.69707.1041

جغرافیا و مخاطرات محیطی، سال دهم، شمارۀ چهلم، زمستان ۱۴۰۰ صص ٦٨-٤٧

مقاله پژوهشی

اثر شاخص‌های مورفومتری در بهبود کارایی مدل‌های داده‌کاوی به‌منظور پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش حوضه آبخیز چریک‌آباد ارومیه

عبدالعزیز حنیفی‌نیا[۱] - دانشجوی دکتری مدیریت حوضه‌های آبخیز، گروه مرتع و آبخیزداری دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران
حبیب نظرنژاد - دانشیار گروه مرتع و آبخیزداری دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران

تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۱/۱۸ تاریخ بازنگری: ۱۴۰۰/٤/۱۱ تاریخ تصویب: ۱۴۰۰/٥/۱٥

چکیده

هدف این مطالعه ارزیابی کارایی دو مدل داده‌کاوی شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ماشین پشتیبان بردار در سه حالت استفاده از شاخص‌های مورفومتریک شامل شاخص خیسی توپوگرافی، شاخص موقعیت توپوگرافی، شاخص توان آبراهه، شاخص طول شیب، شاخص ناهمواری زمین، شاخص تعادل جرم، شاخص انحنای پروفیل و شاخص انحنای سطح؛ استفاده از عوامل محیطی و انسانی شامل بارندگی، ارتفاع حوضه، درجه شیب، جهت شیب، لیتولوژی، کاربری اراضی، شاخص تفاضل نرمال‌شده پوشش گیاهی (NDVI)، فاصله از آبراهه، فاصله از جاده و فاصله از گسل؛ و ترکیبی از دو حالت فوق، در پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش‌های حوضه آبخیز چریک‌آباد ارومیه است. برای این منظور با استفاده از بازدیدهای میدانی و تصاویر گوگل ارث، تعداد ۹۲ نقطه لغزشی در حوضه شناسایی شدند. نقشه شاخص‌های مورفومتریک و عوامل محیطی و انسانی در SAGA_GIS6.4 و ArcGIS10.5 تهیه و رقومی شدند. نتایج ارزیابی دو مدل با استفاده از منحنی ROC نشان داد که در حالت استفاده از شاخص‌های مورفومتریک دو مدل SVM و ANN به ترتیب با سطح زیر منحنی ۰/۷٤۲ و ۰/۷٦۳ دارای عملکرد خوب در پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش‌ها بوده‌اند. در حالت استفاده از عوامل انسانی و محیطی، دو مدل فوق به ترتیب با سطح زیر منحنی ۰/۸۷٦ و ۰/۹۲۹ دارای عملکرد خوب و خیلی خوب؛ و در حالت

---

۱ نویسنده مسئول: ۰۹۱۸٤٥۷٦٤۱۹ Email: aziz.hanifi1372@gmail.com

نحوه ارجاع به این مقاله :

حنیفی‌نیا, عبدالعزیز, نظرنژاد, حبیب. (۱٤۰۰). اثر شاخص‌های مورفومتری در بهبود کارایی مدل‌های داده‌کاوی به‌منظور پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش حوضه آبخیز چریک‌آباد ارومیه. جغرافیا و مخاطرات محیطی, ۱۰(٤), صص ٦٨-٤٧
https://dx.doi.org/10.22067/geoeh.2021.69707.1041

استفاده از هر دو عوامل انسانی و محیطی به همراه شاخص‌های مورفومتریک، دو مدل با سطح زیر منحنی ۰/۹۴۰ و ۰/۹۳۶ دارای عملکرد تقریباً یکسان با رتبه عالی در پهنه‌بندی مناطق حساس بوده‌اند. بالاترین مقدار مجموع کیفیت (Qs) و نسبت تراکمی (Dr) بیشترین همبستگی بین رده‌های خطر برای مدل SVM در حالت سوم بوده است. نتایج حاصل از شاخص کاپا در حالت برتر نشان داد که به ترتیب عوامل لیتولوژی، LS و ارتفاع حوضه بیشترین تأثیر را بر وقوع زمین‌لغزش‌ها داشته‌اند؛ بنابراین تأثیر عوامل طبیعی نسبت به عوامل انسانی و در حالت کلی شاخص‌های مورفومتری در مقایسه با عوامل محیطی و انسانی در وقوع لغزش‌ها بیشتر بوده و حوضه ذاتاً حساس به وقوع لغزش است.
کلیدواژه‌ها: شاخص‌های مورفومتریک، SVM، ANN، منحنی ROC، حوضه آبخیز چریک‌آباد

۱-مقدمه

وقوع زمین‌لغزش به‌عنوان یکی از مخاطرات طبیعی می‌تواند متأثر از توپوگرافی و شکل سطح زمین باشد. مشخصات فرم دامنه‌ها، فرایندهای تغییردهنده و ویژگی شکل دامنه‌های مستعد زمین‌لغزش توسط پارامترهای ژئومورفومتریک به‌صورت کمّی قابل بیان است (احمدآبادی و رحمتی، ۱۳۹٤). طبقه‌بندی نواحی مستعد (سارکار و همکاران[۱]، ۱۹۹۵) و ارزیابی حساسیت زمین‌لغزش یک رویکرد معتبر و راه‌حل اولیه برای کاهش و به حداقل رساندن خسارات ناشی از زمین‌لغزش است (فل و همکاران[۲]، ۲۰۰۸). رخداد زمین‌لغزش‌ها به‌عنوان یکی از شایع ترین خطرات طبیعی مخرب در جهان سالانه خسارت گسترده‌ای به جان و مال مردم، منابع‌طبیعی، تأسیسات حساس و زیرساخت‌ها وارد می‌کنند؛ به‌طوری‌که بر اساس گزارش مرکز پایگاه حوادث اضطراری[۳]، زمین‌لغزش‌ها باعث خسارت جانی و کشته شدن ٦٦٤۳۸ نفر و خسارت اقتصادی با ارزش تقریباً ۱۰/۸ میلیارد دلاری از ۱۹۰۰ تا ۲۰۲۰ شده است (گوها-ساپیر و همکاران[٤]، ۲۰۲۰). دارا بودن توپوگرافی کوهستانی، فعالیت دوره‌های زمین‌ساختی و توان لرزه‌خیزی بالا، تنوع اقلیمی، افزایش جمعیت و فعالیت‌های انسانی در دهه‌های اخیر، شرایط طبیعی برای بروز طیف گسترده‌ای از خطرات طبیعی ازجمله زمین‌لغزش‌ها را در ایران فراهم کرده است. شناخت عوامل ایجادکننده ناپایداری‌های دامنه‌ای و بررسی شرایط پایداری دامنه‌های مشرف به سکونتگاه‌ها حائز اهمیت بسیار زیادی است. بی‌توجهی به این موضوع می‌تواند علاوه بر تحمیل هزینه‌های سنگین، باعث ایجاد خسارت‌های جبران‌ناپذیری بر جان و مال مردم شود. همچنین شناسایی عوامل پدیدآورنده زمین‌لغزش امری پیچیده بوده و نیازمند شناخت دقیق از تکامل ژئومورفولوژیکی منطقه است که از طریق مدل‌های پیش‌بینی کننده میزان حساسیت زمین‌لغزش مورد تجزیه‌وتحلیل قرار می‌گیرند. این عوامل معمولاً شامل عوامل توپوگرافی، زمین‌شناسی، هیدرولوژیکی یا محیطی و

1 Sarkar
2 Fell
3 Emergency Events Database (EM-DAT)
4 Guha-Sapir

انسانی هستند (گوزتی و همکاران[1]، ۲۰۱۲). کوهستانی بودن، تنوع متغیرهای محیطی مؤثر، مهیا بودن شرایط اقلیمی، لیتولوژیکی، پوشش‌گیاهی، تکتونیکی و عوامل انسانی در حوضه آبخیز چریک‌آباد امکان وقوع زمین‌لغزش‌ها در این حوضه را چند برابر کرده است. پتانسیل سیل‌خیزی این حوضه بالا بوده به‌طوری‌که با بارندگی‌های بهاری سیل به‌وقوع می‌پیوندد. درصورتی‌که وقوع سیل همراه با رخداد زمین‌لغزش‌های کنار رودخانه‌ای باشد، خسارات ناشی از سیل چند برابر خواهد شد، همانند سیل بهار سال ۱۳۹٦ و ۱٤۰۰ در این حوضه که خسارات زیادی را به دامداران و کشاورزان اطراف رودخانه وارد کرد. تاکنون تکنیک‌ها و مدل‌های متعددی برای مدل‌سازی حساسیت زمین‌لغزش‌ها استفاده شدند که یکی از آن‌ها استفاده از مدل‌های داده‌کاوی است. این مدل‌ها به لحاظ به‌کارگیری مدل‌های تخمین توزیع با داشتن خصوصیت داده محور و تکرار زیاد فرایند مدل‌سازی، توانایی زیادی در شناسایی رفتار وقوع پدیده زمین‌لغزش را دارند و می‌توانند ارزیابی و پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش‌ها را برحسب عوامل تأثیرگذار در وقوع آن‌ها انجام دهند (میرزانیا و شهابی، ۱۳۹۸). مدل‌های پیشرفته داده‌کاوی در پژوهش‌های متعددی برتری نسبی خود بر مدل‌های آماری دومتغیره و چندمتغیره را به اثبات رسانده‌اند. در تجزیه‌وتحلیل روش‌های آماری دو متغیره از رابطه بین دو متغیر استفاده می‌شود که در ارتباط دادن آزمایش فرضیه‌های ساده می‌تواند کمک کند؛ درحالی‌که زمین‌لغزش-ها حرکات یکپارچه، چندبعدی و پیچیده‌ای هستند و به‌طورکلی پدیده‌های مرتبط با علوم زمین به‌طور ذاتی چند متغیره هستند. تجزیه‌وتحلیل همزمان عوامل مؤثر بر وقوع لغزش‌ها و تعیین پارامترهایی که نقش بالایی در ناپایداری دارند با استفاده از آنالیزهای چند متغیره (حقیقت[2] و همکاران، ۲۰۱٦) همانند دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ماشین پشتیبان بردار بهتر امکان‌پذیر است. این روش‌ها رابطه یک متغیر وابسته (زمین‌لغزش) و مجموعه‌ای از متغیرهای مستقل (شیب، وجه شیب، زمین‌شناسی، ارتفاع، کاربری اراضی، فاصله از جاده و رودخانه و...) را به‌طور همزمان مورد تجزیه‌وتحلیل قرار می‌دهد. از بین مدل‌های داده‌کاوی دو مدل الگوریتم پشتیبان بردار[3] و شبکه عصبی مصنوعی[4] در تحقیقات پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش‌ها از اهمیت بالایی برخوردارند که ازجمله این پژوهش‌ها می‌توان به استفاده از مدل الگوریتم ماشین پشتیبان بردار توسط (تیئن بوی و همکاران[5]، ۲۰۱٤؛ هانگ و همکاران[6]، ۲۰۱٦؛ رودپشتی و همکاران[7]، ۲۰۱۷؛ وخشوری و همکاران[8]، ۲۰۱۹)؛ استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی توسط (آرنون و همکاران[9]، ۲۰۱٤؛ آدیتیان و همکاران[10]، ۲۰۱۸؛ براگاگنولو و همکاران[1]، ۲۰۲۰) و ترکیب دو مدل شبکه

1 Guzzetti
2 Haghighat
3 Support vector machine
4 Artificial Neural Networks
5 Tien Bui
6 Hong
7 Roodposhti
8 Vakhshoori
9 Arnone
10 Aditian

عصبی مصنوعی و ماشین پشتیبان بـردار توسـط (چـن و همکـاران[2]، ۲۰۱۷؛ یـو و چـن[3]، ۲۰۲۰؛ فنـگ و همکـاران[4]، ۲۰۲۰) اشاره کرد. امروزه در اغلب پژوهش‌ها به‌منظور سنجش میزان دقت یک مـدل از شـاخص‌هـای ارزیـابی دقـت مدل‌ها استفاده می‌شود. مهم‌ترین این شاخص‌ها در بحث پهنه‌بندی زمـین‌لغـزش‌هـا عبـارت‌انـد از: منحنـی تشـخیص عملکرد نسبی سیستم[5] (ROC) (حنیفی‌نیا و همکاران، ۱۳۹۸؛ میرزانیا و شهابی، ۱۳۹۸؛ حنیفـی‌نیـا و همکـاران، ۱۳۹۹؛ لـوکچز و همکـاران[6]، ۲۰۲۱)، شـاخص SCAI[7] (کرمـی و همکـاران، ۱۳۹۸؛ ژی[8] و همکـاران، ۲۰۲۱)، نسـبت تراکم[9](Dr) (شـیرانی و سـیف، ۱۳۹۰؛ هوآنـگ و همکـاران[10]، ۲۰۲۰)، شـاخص مجمـوع کیفیـت[11](Qs) (نوجـوان و همکاران، ۱۳۹۸؛ عبادی و همکاران، ۱۳۹۸؛ رابی و همکاران[12]، ۲۰۲۰) و شاخص دقت P[13] (شیرانی و سـیف، ۱۳۹۰؛ عبادی و همکاران، ۱۳۹۸). هدف اصلی پژوهش حاضر، بررسی تأثیر شاخص‌های مورفومتری بر بهبود کـارایی مـدل-های شبکه عصبی مصنوعی و مدل الگوریتم پشتیبان بردار در پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش‌های به وقـوع پیوسـته در حوضه موردمطالعه است. در کنار آن، اهداف فرعی ازجمله بررسی تأثیرگذارترین عوامل مؤثر در وقوع زمین‌لغـزش‌هـا از طریق ترسیم شاخص کاپا؛ و همچنین به‌منظور افزایش دقت نتایج به‌دست آمـده، ارزیـابی کـارایی دو مـدل فـوق از طریق بررسی نسبت سطح تراکم و شاخص مجموع کیفیت نیز مد نظر است.

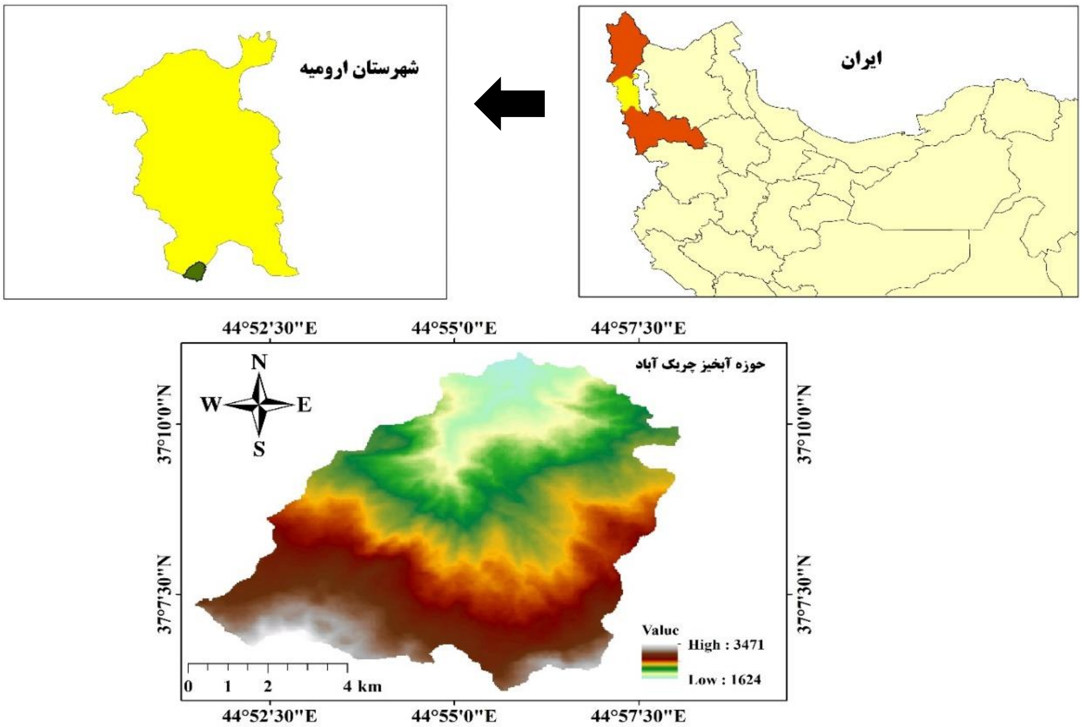
۲-مواد و روش‌ها

۲-۱- معرفی منطقه موردمطالعه

حوضه آبخیز چریک‌آباد در استان آذربایجان غربی، جنوب غربی شهرستان ارومیـه و در بخـش سـیلوانه قـرار دارد یکی از زیرحوضه‌هـای فرعـی دریاچـه ارومیـه بـه‌شـمار مـی‌رود. رودخانـه خروجـی از ایـن حوضـه بـه رودخانـه باراندوزچای که یکی از منابع مهم تغذیه دریاچه ارومیه است، می‌پیوندد. این حوضه با مساحتی بـالغ بـر ۵۱۸۰ هکتـار دارای ارتفاع میانه ۲۴۲۳ متر، حداقل ارتفاع ۱٦۲٤ متر، حداکثر ارتفـاع ۳٤۷۱ متـر و شـیب متوسـط ۱۸ درجـه اسـت. متوسط بارندگی سالیانه بر اساس آمار ایستگاه‌های مجاور حوضه برابر با ۵۳۳ میلی‌متر برآورد شده است. بـا توجـه بـه

1 Bragagnolo
2 Chen
3 Yu & Chen
4 Fang
5 Receiver Operating Characteristic
6 Lucchese
7 Seed Cell Area Index
8 Xie
9 Density Ratio
10 Huang
11 Quality Summation
12 Rabby
13 Precision

کوهستانی بودن بخش اعظمی از حوضه مطالعاتی، کاربری غالب منطقه مرتع بوده و بخش‌های شمالی حوضه که نزدیک به روستا و دارای زمین‌های مسطح و هموارتر نسبت به سایر بخش‌های دیگر حوضه است، دارای کاربری کشاورزی است. از نظر زمین‌شناسی، حوضه موردمطالعه در زون سنندج ــ سیرجان قرارگرفته است (شکل ۱).



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی منطقه موردمطالعه

۲-۲- جمع‌آوری داده‌ها و آماده‌سازی لایه‌های عوامل مؤثر بر وقوع زمین‌لغزش

ابتدا موقعیت زمین‌لغزش‌های رخداده در حوضه با بازدیدهای میدانی گسترده و برداشت پلیگونی با استفاده از دستگاه جی‌پی‌اس (GPS) ثبت و از تصاویر گوگل ارث (برای ثبت نقاطی که به‌علت توپوگرافی پرشیب منطقه دسترسی به آنان دشوار بود) استفاده و در مجموع تعداد ۹۲ زمین‌لغزش در منطقه شناسایی شدند.



شکل ۲- برخی از زمین‌لغزش‌های رخداده در حوضه آبخیز چریک‌آباد

با مرور منابع داخلی و خارجی و همچنین توجه به عوامل تأثیرگذار در هر زمین‌لغزش و یادداشت آن در حین ثبت نقاط، لایه‌های ارتفاع حوضه، بارش، جهت شیب، درجه شیب، فاصله از آبراهه، فاصله از جاده، فاصله از گسل، سنگ‌شناسی، کاربری اراضی و شاخص پوشش گیاهی تفاضلی نرمال شده[1](NDVI) به‌عنوان ۱۰ عامل محیطی و انسانی مؤثّر بر وقوع زمین‌لغزش‌ها در نظر گرفته شدند. نقشه مدل رقومی ارتفاع با قدرت تفکیک (۱۲/۵×۱۲/۵) متر از سایت دانشگاه آلاسکا دریافت و محدوده حوضه استخراج شد. موقعیت جاده‌ها و آبراهه‌ها مشخص و برای تهیه لایه‌های فاصله از آبراهه، فاصله از جاده، درجه شیب و جهت شیب از نرم‌افزار ArcGIS10.5 استفاده شد. نقشه کاربری اراضی از اداره کل منابع‌طبیعی استان آذربایجان‌غربی تهیه و با استفاده از تصاویر گوگل‌ارث اصلاح شد. نقشه شاخص (NDVI) با استفاده از تصاویر ماهواره Sentinel-2 و رابطه زیر محاسبه و تهیه شد (رابطه ۱).

$$\boldsymbol{NDVI = \frac{IR-R}{IR+R}}$$ رابطه (۱)

IR باند مادون‌قرمز نزدیک (باند هشت)، R باند مادون‌قرمز (باند چهار)

1 Normalized Difference Vegetation Index

از نقشه زمین‌شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰ سیلوانا جهت تهیه لایه‌های گسل و سنگ‌شناسی استفاده شد. با توجه به وجود فقط یک ایستگاه هواشناسی در محدوده موردمطالعه از آمار بارندگی ۱۲ ایستگاه باران‌سنجی اطراف حوضه آبخیز چریک‌آباد با دوره آماری مشترک (۱۳۹٤–۱۳٦۹) برای تهیه نقشه بارش محدوده موردمطالعه استفاده شد.

همچنین از ۸ شاخص مورفومتریک مؤثر بر رخداد زمین‌لغزش‌ها استفاده شد که مشخصات و توضیحات و روش انجام محاسبات آنان در جدول (۱) درج شده است. برای تهیه این شاخص‌ها از مدل رقومی ارتفاعی با پیکسل سایز (۱۲/۵×۱۲/۵) متر استفاده شد.

جدول ۱- مشخصات و روابط شاخص‌های مورفومتری

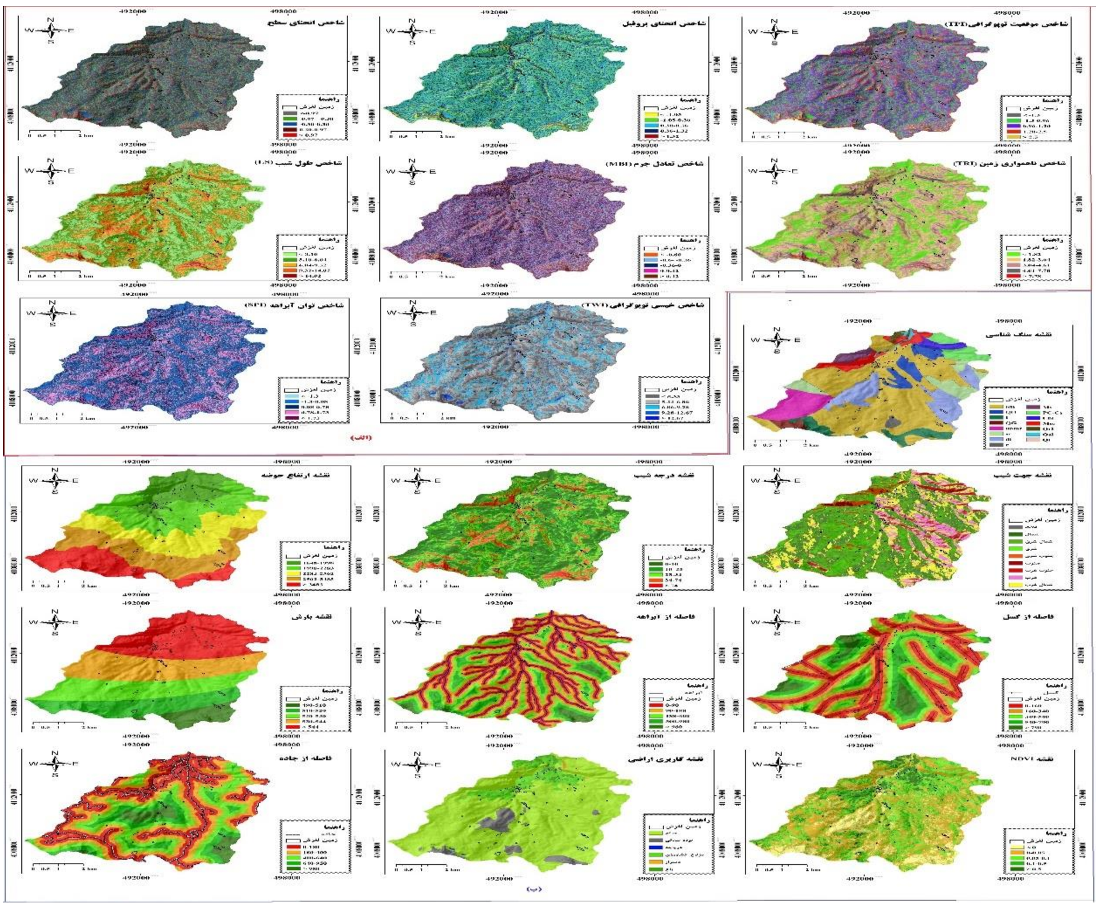
شماره	شاخص	توضیحات	فرمول	محل انجام محاسبات
۱	TWI[1]	بیان کننده میزان رطوبت خاک، تعیین اندازه منطقه اشباع و نشان‌دهنده اثر پستی‌وبلندی بر ایجاد رطوبت است. بین افزایش مقدار این شاخص با رخداد زمین‌لغزش‌ها رابطه مستقیم وجود دارد (اوکاگولا[2] و همکاران، ۲۰۰۲)	$TWI = Ln(A_s/\tan(\beta))$	SAGAGIS
۲	TPI[3]	این شاخص ارتفاع هر سلول را نسبت به ارتفاع میانگین سلول‌های مجاور در یک پهنه مشخص مقایسه می‌نماید. وجود مناطق دارای TPI کم (گودی‌ها و چاله‌ها) یک عامل مؤثر بر افزایش زمان تأخیر جریان‌های سطحی، افزایش نفوذ و درنهایت بر روی ذخیره نزولات و رواناب سطحی اثر زیادی دارد (عرب‌عامری و همکاران، ۱۳۹۷).	$TPI = Z_0 - \sum_{n-1} Z_{n/n}$	SAGAGIS
۳	SPI[4]	منعکس کننده نیمرخ عرضی و نیمرخ طولی آبراهه با نشان دادن نسبت بین مساحت یک نقطه و شیب زمین در بالادست است. می‌تواند بیانگر نقاط تجمع و رسوبگذاری در حوضه آبخیز باشد (شهابی و همکاران، ۲۰۱٤).	$SPI = A_s \tan(\beta)$	ArcGIS
٤	LS[5]	برگرفته از مدل جهانی فرسایش خاک است که در بین لایه‌های ورودی ترکیب طول و زاویه	$LS = \left(\frac{A_s}{22.1}\right)^{0.6} \times (\frac{sin}{0.0896})^\wedge 1/3$	SAGAGIS

1 Topographic Wetness Index
2 Ocakoglu
3 Topographic Position Index
4 Stream Power Index
5 Length slope index

محل انجام محاسبات	فرمول	توضیحات	شاخص	شماره
		شیب بیشترین اثر را بر لایه‌های خاک دارد. این فاکتور اثر فاکتورهای توپوگرافی در فرسایش خاک را توصیف می‌کند. هرچه عدد حاصل بزرگ‌تر باشد نشان از افزایش مقدار پستی‌وبلندی در حوضه آبخیز خواهد بود (مور و همکاران[۱]، ۱۹۹۱)		
SAGAGIS	$TRI = \sqrt{\sum_{P=1}^{8} ZMd}$	اختلاف ارتفاع یک پیکسل با هشت پیکسل همسایه خود است. برای این کار ارتفاع هر پیکسل از پیکسل‌های اطراف خود کم شده و برای مثبت کردن این اعداد آن‌ها را به توان دوم رسانده، از آن‌ها میانگین گرفته و دوباره ریشه دوم آن حساب می‌شود و به پیکسل مورد نظر نسبت داده می‌شود. این شاخص بیانگر تغییر در سطح پستی‌وبلندی در حوضه آبخیز است (صمدی و همکاران، ۱۳۹۵).	TRI[۲]	۵
SAGAGIS	$MBI = \begin{Bmatrix} f(TC) \times (1 - f(VDN)) for\ (TC) < 0 \\ f(TC) \times (1 + f(S)) \times (1 + f(VDN)) for (TC) > 0 \end{Bmatrix}$	شاخص تعادل جرم تخریب و ازهم پاشیدگی خاک از پیش‌نیازهای توپوگرافی را نشان می‌دهد. شاخص‌های منفی مناطق دارای گودشدگی یا دشت‌های سیلاب و مقادیر مثبت مناطق با خطر فرسایش بالا را نشان می‌دهد. مقادیر نزدیک به صفر مناطقی را نشان می‌دهد که تعادل در آنان و تجمع ژئومس افزایش یافته است (مولر[٤] و همکاران، ۲۰۰۸)	MBI[۳]	6
ArcGIS	$Plan.Cu = -\frac{q^2 \times r - 2 \times p \times q \times s + p^2 \times t}{(\sqrt{1+p^2} + q^2)^{\wedge}3}$	انحنای سطح فرایند فرسایش شیب به شکل همگرایی و واگرایی آب در طول جریان سراشیبی است. این شاخص دارای مقادیر مثبت و منفی است که مقادیر مثبت انحنای سطح، تحدب را تعریف می‌کند. مقادیر منفی انحنای نقشه تقارن انحنای شیب را توصیف می‌کند. مقادیر انحنای پلان در حدود صفر نشان	Plan Cu[۵]	7

1 Moore
2 Terrain Ruggedness Index
3 Mass Balance Index
4 Möller
5 Plan Curvature

شماره	شاخص	توضیحات	فرمول	محل انجام محاسبات
		می‌دهد که سطح صاف است (عرب‌عامری و همکاران، ۱۳۹۷)		
8	Profile Cu[1]	انحنای مقطع معرف میزان اندازه در طول مسیر جریان است و مقادیر آن با افزایش سطح مقطع افزایش پیدا می‌کند. بر اساس این شاخص فرسایش در مقادیر منفی و رسوب‌گذاری در مقادیر مثبت انجام می‌گیرد. همچنین این شاخص بیان‌کننده ژئومورفولوژی منطقه و سرعت حرکت توده‌ها به سمت پایین شیب نیز است (عرب‌عامری و همکاران، ۱۳۹۷).	$\text{Profile}.Cu = -\dfrac{q^2 \times r + 2 \times p \times q \times r \times s + q^2 \times t}{(p^2 + q^2) \times (\sqrt{1+p^2} + q^2)\text{\^{}}3}$	ArcGIS



شکل ۳- نقشه عوامل مؤثر بر زمین‌لغزش الف: شاخص‌های مورفومتریک ب: عوامل محیطی و انسانی

1 Profile Curvature

۲-۳- معرفی مدل‌های داده‌کاوی مورداستفاده

الف: مدل شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی یک روش محاسباتی برای یادگیری ماشینی، نمایش و اعمال دانش به‌دست آمـده در جهـت پیش‌بینی پاسخ‌های خروجی در سامانه داده‌های چند متغیره است (کارارا[1] و همکاران، ۲۰۰۸). گـره‌هـایی کـه در ایـن مدل تشکیل می‌شوند در سه لایه ورودی، پنهان یا پردازشگر و خروجی قابل تنظـیم مـی‌باشـند. لایـه ورودی الگـوی وابستگی خود را به یک یا چند گره پنهان ارائه می‌دهد و گـره‌هـای پنهـان الگـوی دریـافتی از گـره‌هـای ورودی را از طریق اتصالات وزنی پردازش می‌کنند. گره‌های خروجی در طرف مقابل شبکه، چگونگی واکنش شبکه بـه اطلاعـات آموخته شده را بررسی می‌کنند (پراساد و همکاران[2]، ۲۰۱۲).

مزیت شبکه عصبی غیرخطی بودن آن است که به آن قابلیت مدل‌سازی الگوهای پیچیده را می‌دهـد (لـی و مـین[3]، ۲۰۰۱). همچنین ویژگی مهم دیگر شبکه عصبی توانایی یادگیری از الگوهای آموزشی اسـت در فرآینـد آمـوزش وزن ارتباطی بین نرون‌های مختلف تعدیل می‌شوند که این مسئله می‌تواند توسط برخی الگوریتم‌هـای آموزشـی مبتنـی بـر آموزش پس از انتشار صورت گیرد (کاوزاوغلو[4] و همکاران، ۲۰۱۵). در شبکه‌های عصبی اصل یادگیری بـا تکـرار یـا همان (iteration) انجام می‌شود؛ یعنی چندین مرتبه داده‌های یک مجموعه داده بـه الگـوریتم تزریـق مـی‌شـود و ایـن الگوریتم با کم و زیاد کردن وزن‌ها و انحراف‌ها، می‌تواند تفاوت‌ها را در داده‌هـای آموزشـی تشـخیص دهـد (کامـا[5] و همکاران، ۲۰۱٦).

یکی از روش‌های بسیار پرکاربرد برای تکرار در شبکه‌های عصبی روش پس انتشـار خطـا اسـت. در شـبکه‌هـای پس انتشار خطا خروجی با یک نتیجه دلخواهی که ایجاد شده مقایسه می‌شـود و خطاهـای ایجـاد شـده در لایـه‌هـای قبلی در شبکه عصبی با بهینه‌سازی شبکه‌های اتصال مشخص می‌شوند (اشمیت هوبر[6]، ۲۰۱۵). ایـن فرآینـد تـا زمـانی که یک نرخ اشتباه قابل قبول به‌دست آید، تکرار خواهد شد. به‌منظور پیش‌بینی و طبقه‌بندی مسائل، شبکه‌هـای عصـبی پس انتشار خطا، از انواع روش‌های خوب تلقی مـی‌شـوند (کیرکـوس و مـانولوپولاس[7]، ۲۰۰٤). در ایـن پـژوهش از روش پس از انتشار خطای شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از نرم‌افزار ModEco جهت پهنه‌بنـدی حساسـیت زمـین-لغزش‌ها در سه حالت استفاده شد.

1 Carrara
2 Prasad
3 Lee & Min
4 Kavzoglu
5 Cama
6 Schmidhuber
7 Kirkos & Manolopoulos

ب: مدل الگوریتم ماشین پشتیبان بردار

الگوریتم ماشین پشتیان بردار، سیستم طبقه‌بندی برگرفته از نظریه یادگیری آماری است. کلاس‌های با سطح تصمیم‌گیری را با حداکثر حاشیه بین کلاس‌ها جدا می‌سازد. این سطح اغلب ابر صفحه بهینه و نزدیک‌ترین نقطه‌های داده به این ابر صفحه، "بردارهای پشتیبان" نامیده می‌شوند (بن‌هور[1] و همکاران، ۲۰۰۱).

مدل الگوریتم ماشین پشتیان بردار را می‌توان با طبقه‌بندی غیرخطی از طریق استفاده از کرنل‌های غیرخطی وفق داد. تا زمانی که مدل الگوریتم ماشین پشتیان بردار طبقه‌بندی کننده باینری در ساده‌ترین شکل است، می‌تواند تابعی به‌عنوان یک طبقه‌بندی‌کننده چند کلاسی به‌وسیله ترکیب چند طبقه‌بندی‌کننده مدل الگوریتم ماشین پشتیان بردار باینری باشد (پرس[2] و همکاران، ۲۰۰۷). خروجی طبقه‌بندی مدل الگوریتم ماشین پشتیان‌بردار ارزش‌های تصمیم هر پیکسل برای هر کلاس است که برای تخمین احتمال صحیح در صحنه‌ای که هر احتمال در رنج صفر تا یک اتفاق می‌افتد و مجموع ارزش‌ها برای هر پیکسل برابر یک است (سیئه[3] و همکاران، ۲۰۰۸).

مدل الگوریتم ماشین پشتیان بردار شامل یک پارامتر جریمه است که درجه قطعی طبقه‌بندی نادرست را ارائه می-دهد به‌طوری‌که مخصوصاً برای مجموعه‌های تعلیمی غیرقابل‌تفکیک مهم است. پارامتر جریمه، سبک و سنگین کردن بین خطاهای تعلیمی و حواشی سفت و محکم را کنترل می‌کند (شال‌شوارتز[4] و همکاران، ۲۰۱۱). این مدل یکی از روش‌های نسبتاً جدیدی است که در سال‌های اخیر کارایی خوبی نسبت به روش‌های قدیمی‌تر برای طبقه‌بندی نشان داده است. مبنای کار مدل، دسته‌بندی خطی داده‌ها است و در تقسیم خطی داده‌ها سعی می‌شود خطی انتخاب گردد که حاشیه اطمینان بیشتری داشته باشد. حل معادله به‌وسیله پیدا کردن خط بهینه برای داده‌ها که از روش‌های شناخته شده در حل مسائل محدودیت‌دار هستند، صورت می‌گیرد (مایر[5] و همکاران، ۲۰۱۱).

برای این حل مسائل با ابعاد خیلی بالا با استفاده از این روش‌ها، از قضیه دوگانی لاگرانژ برای تبدیلِ مسئله حداقل‌سازی مورد نظر به فرم دوگانی آن استفاده می‌شود. در این روش می‌توان از توابع هسته مختلفی ازجمله هسته‌های نمایی، چندجمله‌ای و سیگموید استفاده نمود (مرجانویچ[6] و همکاران، ۲۰۱۱؛ بوزر[7] و همکاران، ۱۹۹۲). در این پژوهش از نرم‌افزار ModEco جهت پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش‌ها برای روش الگوریتم ماشین پشتیبان بردار در سه حالت استفاده شد.

---

1 Ben-Hur
2 Press
3 Hsieh
4 Shalev-Shwartz
5 Meyer
6 Marjanović
7 Boser

۲-٤- اعتبارسنجی مدل‌ها

به‌منظور اعتبارسنجی از تعداد کل لغزش‌های ثبت شده، حدود ۷۰ درصد از این داده‌ها به‌عنوان داده‌های آموزشی و ۳۰ درصد آن‌ها جهت اعتبارسنجی مدل‌ها استفاده شدند (تیئن بوی و همکاران، ۲۰۱۲.) دقت مدل‌ها و مقایسه آنان در تهیه نقشه‌های حساسیت به وقوع زمین‌لغزش‌های تهیه شده با استفاده از منحنی تشخیص عملکرد نسبی (ROC)، روش مجموع کیفیت (Qs) و به‌منظور مقایسه بین پهنه‌های خطر یا به‌عبارت‌دیگر دقت تفکیک بین پهنه‌ها یا رده‌های خطر در هر روش از شاخص نسبت تراکم استفاده گردید.

الف: منحنی تشخیص عملکرد نسبی (ROC)

منحنی تشخیص عملکرد نسبی سیستم نموداری است که در آن نسبت پیکسل‌هایی که به‌اشتباه توسط مدل به‌عنوان زمین‌لغزش شناسایی شده‌اند و در واقعیت فاقد زمین‌لغزش بوده‌اند روی محور افقی (مثبت غلط یا Specificity) و در برابر مقدار مکمل آن یعنی نسبت پیکسل‌هایی که به‌درستی توسط مدل تحت عنوان دارای زمین-لغزش شناسایی شده‌اند (مثبت درست یا Sensitivity) روی محور عمودی ترسیم می‌گردد. مساحت زیر این منحنی AUC نام داشته و AUC برابر با ۰/۵ معادل مدل خنثی (نتایج ناشی از شانس) بوده و هرچه این مقدار به یک نزدیک‌تر شود کارایی مدل افزایش می‌یابد (پانتیوس و اشنایدر[1]،۲۰۰۱).

ب: درستی یا مجموع کیفیت (Qs)

برای محاسبه مجموع کیفیت ابتدا باید مقدار نسبت تراکم بر اساس رابطه زیر به دست آورد:

$$D_r = (\frac{S_i}{A_i})/(\frac{\sum_1^n S_i}{\sum_1^n A_i})$$

که در آن Si: مجموع مساحت زمین‌لغزش‌های واقع در هر رده خطر، Ai: مساحت iامین رده خطر در یک نقشه پهنه‌بندی و n: تعداد رده‌های خطر است. هرچه تفکیک بین رده‌های خطر توسط شاخص نسبت تراکم بهتر صورت گرفته باشد، روش از دقت بالاتری برخوردار است. مقدار مجموع کیفیت (Qs) نشان‌دهنده درستی یا مطلوبیت عملکرد روش در پیش‌بینی خطر لغزش زمین در منطقه است. مقادیر آن بین صفر تا ۷ است. اگرچه از نظر تئوری، حدی برای آن وجود ندارد. در ارزیابی روش‌ها هر چه مقدار مجموع کیفیت بیشتر باشد، روش از درستی و مطلوبیت بیشتری در تفکیک برخوردار است. مقدار مجموعه کیفیت از (جی[2]،۱۹۹۱) به‌دست می‌آید. رابطه (۳)

$$Q_s = \sum_{i=1}^{n}((D_r - 1)^2 \times S)$$ رابطه (۳)

Qs: مجموع کیفیت، Dr: نسبت تراکم، S: نسبت مساحت هر رده خطر نسبت به مساحت کل منطقه، n: تعداد کلاس خطر.

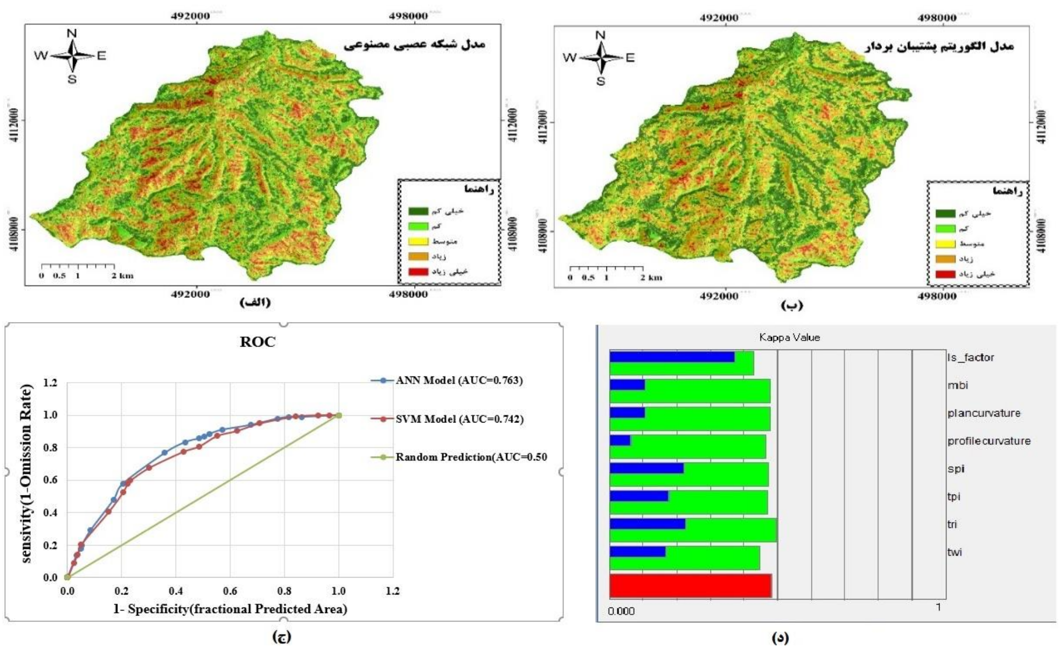
1 Pontius & Schneider
2 Gee

۳- نتایج

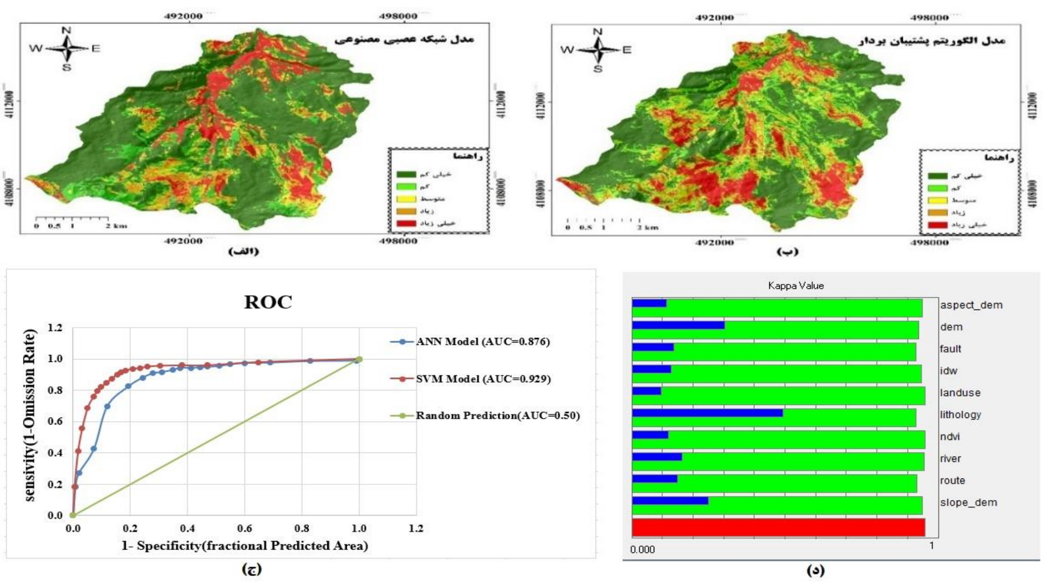
در این پژوهش در حالت کلی ۱۸ عامل مؤثر بر وقوع زمین‌لغزش به‌عنوان لایه‌های ورودی در مدل‌های الگوریتم پشتیبان بردار و شبکه عصبی مصنوعی در سه حالت استفاده از شاخص‌های مورفومتریک؛ استفاده از عوامل محیطی و انسانی؛ و استفاده از ترکیب این دو حالت با هدف صحت‌سنجی میزان کارایی این مدل‌ها در ارزیابی نقشه‌های پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش در محدوده موردمطالعه با استفاده از نرم‌افزار ModEco و ArcGIS بررسی شدند.

نتایج حاصل از ارزیابی دو مدل در حالتی که فقط از شاخص‌های مورفومتریک استفاده شد (حالت اول)، نشان داد که هر دو مدل دارای عملکرد خوب در پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش بوده‌اند. در این حالت، مدل شبکه عصبی مصنوعی نسبت به الگوریتم ماشین پشتیبان بردار دارای عملکرد بهتری بوده است. بر اساس شاخص کاپا، فاکتور LS، شاخص TRI و شاخص SPI بیشترین پتانسیل را در وقوع زمین‌لغزش‌های حوضه داشته‌اند. برای حالتی که فقط از عوامل محیطی و انسانی استفاده شد (حالت دوم)، مدل شبکه عصبی مصنوعی دارای عملکرد خوب و مدل الگوریتم ماشین پشتیبان دارای عملکرد خیلی‌خوب در پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش بوده‌اند. در این حالت بر خلاف حالت اول مدل الگوریتم ماشین پشتیبان بردار نسبت به مدل شبکه عصبی مصنوعی برتری داشت. بر اساس شاخص کاپا، لیتولوژی، ارتفاع و درجه شیب بیشترین پتانسیل را در وقوع زمین‌لغزش‌های حوضه داشته‌اند. برای حالتی که از ترکیب شاخص‌های مورفومتریک و عوامل محیطی و انسانی استفاده شد (حالت سوم)، هر دو مدل دارای عملکرد خیلی‌خوب در پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش بوده‌اند. در این حالت نیز همانند حالت دوم مدل الگوریتم ماشین پشتیبان‌بردار نسبت به مدل شبکه عصبی مصنوعی برتری داشت. بر اساس شاخص کاپا به ترتیب سنگ‌شناسی، LS، ارتفاع و شیب منطقه بیشترین پتانسیل را در وقوع زمین‌لغزش‌های حوضه داشته‌اند.

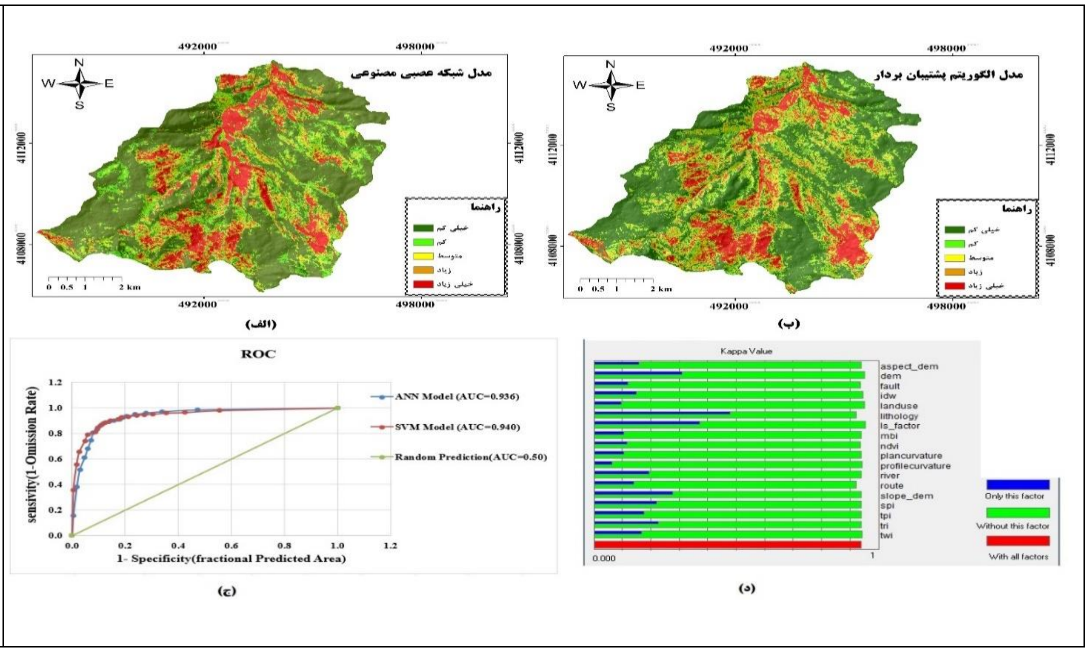
حالت اول



حالت دوم



حالت سوم



شکل ٤- نقشه‌های پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش و منحنیROC بری دو مدل ANN و SVM به همراه شاخص کاپا برای مدل برتر در سه حالت ارزیابی

- ارزیابی مدل‌ها با استفاده از روش‌های نسبت تراکمی و مجموع کیفیت

با هدف افزایش دقت در ارزیابی نتایج مدل‌ها در پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش با استفاده از دو شاخص ارزیابی نسبت تراکم و مجموع کیفیت نیز صحت سنجی شد که نتایج حاصل از روش مجموع کیفیت برای مدل SVM و ANN در حالت استفاده همزمان از هر دو عامل شاخص‌های مورفومتریک و عوامل محیطی و انسانی (حالت سوم) با مقادیر ۱,۷۸ و ۱,۴۳ و نتایج حاصل از شاخص نسبت تراکمی که بیانگر دقت تفکیک بین پهنه‌ها یا رده‌های خطر در هر روش می‌باشد، بیانگر این است که روند صعودی نسبت تراکمی برای گستره‌های مواجه با خطر خیلی کم تا گستره‌های مواجه با خطر خیلی زیاد در هر سه حالت، نشان از صحت نقشه‌های تهیه شده با روش‌های مورداستفاده را دارد. همچنین نتایج هر دو حالت اول و دوم ارزیابی مدل‌ها با نتایج حاصل از روش مجموع کیفیت و نسبت تراکمی همسو بوده است.

جدول ۲- ارزیابی دو مدل SVM و ANN برای هر سه حالت با استفاده از تراکم سطح و مجموع کیفیت

Qs	هر رده Qs	تراکم سطح	مساحت هر کلاس	مساحت زمین‌لغزش	کلاس		
۰.٤۵	١٤/٠	١٦/٠	۲/١٠٤١	٤٩/٠	خیلی کم	ANN	حالت اول
	٠٦/٠	٥٤/٠	۸/١٣٧٩	٩١/٤	کم		
	٠٠/٠	٠٧/١	٣/١٠٥٦	٣٩/٦	متوسط		

Qs	هر رده Qs	تراکم سطح	مساحت هر کلاس	مساحت زمین‌لغزش	کلاس		
	١٦/٠	٧٧/١	١/١٣٧٤	٧٥/١٣	زیاد		
	٠٩/٠	١٩/٢	٣٢٤	٤	خیلی زیاد		
٤٢/٠	١٦/٠	٢٧/٠	٣/١٥٢٣	٣١/٢	خیلی کم	SVM	
	٠١/٠	٨٢/٠	٨/١٠٦١	١٩/٤	کم		
	٠٠/٠	١٣/١	٦/١٣٥٠	١٦/٨	متوسط		
	١٠/٠	٧٢/١	١٠٣٤	٥٠/١٠	زیاد		
	١٥/٠	٩٢/٢	٨/٢٠٥	٣٩/٣	خیلی زیاد		
١٥/١	٢٠/٠	٤١/٠	٩/٢٩٠٣	٧١/٦	خیلی کم	ANN	حالت دوم
	٠٣/٠	٥٣/٠	٦/٧٥٩	٢٦/٢	کم		
	٠٠/٠	٨٨/٠	٠/٤٠٣	٢	متوسط		
	٠٧/٠	٩٤/١	٧/٤٣٣	٧٦/٤	زیاد		
	٨٥/٠	٥٦/٣	٦٧٢.٥	٥١/١٣	خیلی زیاد		
٣٩/١	٢٥/٠	٢٤/٠	٥/٢٢٦٨	٠٧/٣	خیلی کم	SVM	
	٠١/٠	٧٢/٠	٨/٩٠٥	٦٧/٣	کم		
	٠١/٠	٧٣/٠	٨/٦٨٤	٨٤/٢	متوسط		
	٠٠/٠	١٥/١	٢/٦٢٢	٠٣/٤	زیاد		
	١١/١	٨١/٣	٢/٧٢٧	١٥.٦٤	خیلی زیاد		
٤٣/١	٣٣/٠	١٩/٠	٢٦٣٥	٨٢/٢	خیلی کم	ANN	حالت سوم
	٠١/٠	٧٣/٠	٦/٨٠٧	٣/٣	کم		
	٠٠/٠	٠٤/١	١/٥١٢	٣	متوسط		
	٠٦/٠	٧٨/١	٥/٤٩١	٩٥/٤	زیاد		
	٠٣/١	٧٢/٣	٤/٧٢٢	١٧/١٥	خیلی زیاد		
٧٨/١	٣٠/٠	١٨/٠	٣/٢٣٥١	٤٣/٢	خیلی کم	SVM	
	٠٤/٠	٥١/٠	١/٩٠٩	١٦/٢	کم		
	٠٠/٠	٨٢/٠	٦/٦٦٧	٣/١١	متوسط		
	٠٣/٠	٤٩/١	٣/٥٦٠	٢٧/٤	زیاد		
	٤٠/١	٢٧/٤	٢/٦٨٠	٣٩/١٦	خیلی زیاد		

** مساحت کل حوزه: ٥١٨٠ هکتار و مساحت کل زمین‌لغزش‌های رخداده: ٢٩/٢٦ هکتار

٤- بحث

حوضه موردمطالعه به دلیل کوهستانی بودن، ارتفاع و شیب زیاد که جزء عوامل کلیدی و اصلی در وقوع زمین‌لغزش هستند، مستعد وقوع زمین‌لغزش می‌باشد. وقوع زمین‌لغزش به‌عنوان یکی از مشکلاتی اساسی است که مردم این حوضه با آن مواجه هستند. به‌منظور کاهش رخداد این بلای طبیعی و جلوگیری از تهدید جان و مال مردم لازم

است که بحث وقوع حرکات توده‌ای بالأخص زمین‌لغزش‌ها در این حوضه مورد توجه قرار گیرد. تخریب اراضی مرغوب کشاورزی و راه‌های منتهی به آن به سبب وقوع زمین‌لغزش‌ها یکی از تهدیدات مالی بوده و در طولانی‌مدت حتی می‌تواند به تهدیدات جانی نیز تبدیل شود؛ زیرا کشاورزی منبع اصلی درآمد در این حوضه می‌باشد. وجود ویژگی‌های طبیعی همانند آسیب‌پذیری بخش بزرگی از سازندهای زمین‌شناسی منطقه (آمیزه‌های افیولیتی و آهک-های پلازیک)، بارندگی بالا و داشتن آب‌وهوای نیمه‌مرطوب سرد به همراه شیب تند، ارتفاع زیاد، وجود ناهمواری-ها، خصوصیات فیزیوگرافی مانند تراکم زهکشی بالا، وجود گسل‌های فراوان و عوامل انسانی نظیر تغییر کاربری اراضی و چرای بی‌رویه و زودرس (کاهش تراکم پوشش گیاهی) بر وقوع زمین‌لغزش‌های حوضه تأثیرگذار بوده‌اند. وجود یک رشته نواری کوهستان که از حاشیه شرقی تا غربی حوضه کشیده شده است، دارای شیب‌های فشرده و دره‌های عمیق بوده که تحت حاکمیت خصوصیات فیزیوگرافی، سبب تشکیل بخش‌های مخاطره‌آمیز طبیعی شده‌اند. انتخاب یک مدل مناسب که بتواند رابطه فی‌مابین عوامل محیطی و انسانی و شاخص‌های توپوگرافی را به‌خوبی مدل کند، یک گام مهم در بحث پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش‌ها و ارزیابی مدل‌ها می‌باشد. علت انتخاب مدل شبکه عصبی مصنوعی و ماشین الگوریتم پشتیبان بردار نسبت به دیگر مدل‌ها برای این پژوهش این است که برخلاف روش‌های آماری این مدل‌ها دارای توزیع آماری داده‌های مستقل، مبتنی بر روش‌های طبقه‌بندی بودن، وجود رابطه غیرخطی بین عوامل و نیاز به بررسی‌های کمتر در درستی داده‌ها می‌باشند (لی[1] و همکاران، ٢٠٠٦). انتخاب تعداد مناسب عوامل تأثیرگذار نیز از هدررفت وقت و افزایش هزینه‌ها جلوگیری می‌کند. در این پژوهش در حالتی که فقط از شاخص‌های مورفومتریک استفاده شد، نتایج حاصل از ارزیابی مدل‌ها با استفاده از شاخص‌های ارزیابی روش منحنی ROC و مجموع مربعات (Qs) برای مدل‌ها و نسبت تراکم (Dr) برای تفکیک بین رده‌های خطر نشان داد که مدل شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل الگوریتم پشتیبان بردار نتایج بهتری را ارائه کرده است. اگرچه مدل ANN نسبت به مدل SVM دارای نتایج قابل‌قبول‌تر بوده اما در حالت کلی هر دو مدل هم از لحاظ تفکیک رده‌های خطر (-نسبت تراکم) و هم از لحاظ ارزیابی مدل‌ها در حالت قابل قبول بوده‌اند. زمانی که از عوامل محیطی و انسانی استفاده شد، نتایج مدل‌ها از حالت عملکرد خوب به خیلی خوب و عالی تغییر و مدل الگوریتم پشتیبان بردار از شبکه عصبی مصنوعی بهتر عمل کرده است. در حالتی که از ترکیبی از عوامل فوق استفاده شد، مدل الگوریتم پشتیبان بردار از مدل شبکه عصبی مصنوعی عملکرد بهتری نشان داد. آزمون جکنایف[2] (بوس و براوین[3]، ٢٠٠٤) به‌وسیله داده‌های اعتبارسنجی برای مدل برتر در نرم‌افزار ModEco به‌صورت جداگانه برای هر سه حال فوق استفاده شد. نتایج حاصل از این آزمون توسط مدل برتر با استفاده از عدد کاپا در حالتی که فقط از شاخص‌های مورفومتریک استفاده شد، گویای این است که مقدار کیفیت این شاخص در تفکیک عوامل بهتر، کمتر از حالتی بوده است که از عوامل محیطی

1 Lee
2 Jacknife
3 Boos & Browine

و انسانی و ترکیبی از آنان استفاده شده است؛ بنابراین اگر از همه عوامل در نظر گرفته شده برای تهیه نقشـه پهنـه‌بنـدی حساسیت زمین‌لغزش استفاده شود آزمون جکنایف بهترین نتیجه و عدد کاپا، حـداکثر خواهـد بـود. براسـاس حالـت برتر (حالت سوم) با عدد کاپای[1] حداکثر، عوامل لیتولوژی، LS، ارتفـاع، شـیب و شـاخص TRI بیشـترین تـأثیر را بـر وقوع زمین‌لغزش‌ها داشته‌اند. در این حوزه نقش عوامل مرتبط با ارتفاع در رخداد زمـین‌لغـزش‌هـا بسـیار قابـل توجـه می‌باشد؛ بنابراین در نظر گرفتن شاخص‌های مورفومتریک در تعیین مناطق حساس در این حوضـه از اهمیـت زیـادی برخوردار می‌باشد.

۵- جمع‌بندی

پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش یکی از روش‌هایی است که می‌تـوان بـه کمـک آن منـاطق بحرانـی را بـه لحـاظ پایداری را مشخص و از نقشه‌های به دست آمده در برنامه‌ریزی‌های توسعه پایدار استفاده کرد. هدف اصـلی پـژوهش، بررسی تأثیر شاخص‌های مورفومتری بر بهبود کارایی مدل‌هایی شبکه عصبی مصنوعی و مدل الگوریتم پشـتیبان بـردار در پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش‌های به‌وقوع پیوسته در حوضه موردمطالعه می‌باشد. نتایج بررسی در هر سه حالـت نشان داد که نقش عوامل طبیعی نسبت به عوامل انسانی در رخداد زمین‌لغزش‌ها بیشتر بوده است که با نتایج حنیفـی‌نیـا و همکاران، (۱۳۹۸) مطابقت دارد. اگرچه تا حدودی زمین‌لغزش‌های در حال وقوع یا مناطق مسـتعد رخـداد ناشـی از فعالیت‌های انسانی قابلیت کنترل و مدیریت پذیری را دارند، اما پیشگیری و کنترل مناطق مستعد زمـین‌لغـزش ناشـی از عوامل طبیعی اغلب امکان‌پذیر نبوده و کار آسانی نخواهد بود یا در صورت امکان بسـیار پرهزینـه مـی‌باشـد؛ بنـابراین حوضه موردمطالعه ذاتاً (به دلیل تأثیر زیاد عوامل طبیعی نسبت به عوامل انسـانی) نسـبت بـه رخـداد زمـین‌لغـزش‌هـا حساس بوده و کمترین دخالت در این حوضه ممکن است سبب ایجاد وضعیت بحرانی در حوضه بشود. بعـد از تهیـه لایه‌های عوامل مؤثر بر وقوع زمین‌لغزش و پهنه‌بندی حساسیت‌لغزش‌ها با مدل‌های فوق در این مطالعه نتـایج ارزیـابی با استفاده از منحنی نسبی عملکرد سیستم نشان داد که در حالت استفاده از تنها شـاخص‌هـای مورفومتریـک در پهنـه- بندی حساسیت زمین‌لغزش، دو مدل الگوریتم ماشین پشتیبان بردار و شبکه عصبی مصنوعی به ترتیـب بـا سـطح زیـر منحنی ۰/۷۴۲ و ۰/۷۶۳ دارای عملکرد خوب در پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغـزش‌هـا بـوده‌انـد. در حالـت اسـتفاده از عوامل انسانی و محیطی، دو مدل فوق به ترتیب با سطح زیر منحنی ۰/۸۷۶ و ۰/۹۲۹ دارای عملکـرد خـوب و خیلـی خوب؛ و در حالت استفاده از هر دو عوامل انسانی و محیطی به همراه شاخص‌های مورفومتریـک، دو مـدل بـا سـطح زیر منحنی ۰/۹۴۰ و ۰/۹۳۶ دارای عملکرد عالی در پهنه‌بندی مناطق حساس بوده‌اند. همچنین بالاترین مقـدار مجمـوع کیفیت و نسبت تراکمی بیشترین همبستگی بین رده‌های خطر برای مدل الگوریتم ماشین پشتیبان بردار در حالـت سـوم بوده است. نتایج حاصل از شاخص کاپا در حالت برتر نشان داد که به ترتیب عوامل لیتولـوژی، فـاکتور طـول شـیب و

1 Kappa

ارتفاع حوضه بیشترین تأثیر را بر وقوع زمین‌لغزش‌های حوضه داشته‌اند؛ بنابراین نقش عوامل مربوط به شاخص‌های مورفومتری در این مطالعه از اهمیت ویژه‌ای برخوردار می‌باشد که با نتایج عرب عامری و همکاران (۱۳۹۷) مطابقت دارد. با توجه به دقت خیلی‌خوب هر دو مدل با درصد خطای کم در ارزیابی و تهیه نقشه خطر لغزش‌های حوضه در حالت سوم، می‌توان پیشنهاد کرد که نقشه‌های مذکور می‌تواند در تصمیم‌گیری‌های آتی، مدیریت دامنه‌های ناپایدار و آمایش سرزمین در منطقه موردمطالعه نقش بسزایی داشته باشد.

کتابنامه

احمدآبادی، علی؛ رحمتی، مریم؛ ۱۳۹٤. کاربرد شاخص‌های کمّی ژئومورفومتریک در شناسایی پهنه‌های مستعد زمین‌لغزش با استفاده از مدلSVM، مطالعه موردی: آزادراه خرم‌آباد_پل‌زال. *پژوهش‌های ژئومورفولوژی کمّی.* سال ۳. شماره ٤. صفحات ۱۹۷–۲۱۳.

حنیفی‌نیا، عبدالعزیز؛ نظرنژاد، حبیب؛ نجفی، سعید؛ کرنژادی، آیدینگ؛ ۱۳۹۹. اولویت‌بندی عامل‌های مؤثر بر وقوع زمین‌لغزش و پهنه‌بندی حساسیت آن در آبخیز چریک‌آباد ارومیه با استفاده از مدل آنتروپی شانون. *پژوهش‌های آبخیزداری.* دوره ۳۳. شماره ٤. ۳۲–٤۸.

حنیفی‌نیا، عبدالعزیز؛ نظرنژاد، حبیب؛ نجفی، سعید؛ کرنژادی، آیدینگ؛ ۱۳۹۸. پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش با استفاده از مدل فرایند سلسله مراتبی در حوزه آبخیز چریک‌آباد ارومیه. چهاردهمین همایش ملی علوم و مهندسی آبخیزداری ایران. ۲۵ و ۲٦ تیر ماه ۱۳۹۸.

شیرانی، کورش؛ سیف، عبدالله؛ ۱۳۹۰. پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش با استفاده از روش‌های آماری (منطقه پیشکوه، شهرستان فریدون‌شهر). *علوم زمین.* دوره ۲۲. شماره ۸۵. ۱٤۹–۱۵۸.

صمدی، میثم؛ جلالی، سعیده؛ قشلاقچایی، محمود؛ کرنژادی، آیدینگ؛ ۱۳۹۵. بررسی شاخص‌های مورفومتری در حوزه آبخیز چهل‌چای استان گلستان با استفاده از GIS. مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی. دوره ۷. شماره ٤. ۳۷–٤۸.

عبادی، فؤاد؛ ایلدرمی، نوری؛ بابائی، خالد؛ ۱۳۹۸. پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش در آبخیز سد چراغ ویس کردستان با مدل‌های IRAT وLNRF. *پژوهش‌های آبخیزداری.* پیاپی ۳۲. شماره ۳. ۳۷–۵۲.

عرب‌عامری، علیرضا؛ رضایی، خلیل؛ سهرابی، مسعود؛ شیرانی، کورش؛ ۱۳۹۷. ارزیابی کارایی پارامترهای کمی ژئومورفومتریک در افزایش صحت نقشه‌های پهنه بندی حساسیت زمین‌لغزش (مطالعه موردی: حوضه فریدون شهر، استان اصفهان). *پژوهشنامه مدیریت حوزه آبخیز.* شماره ۱۸. جلد ۹. ۲۲۰–۲۳۲.

کرمی، فریبا؛ بیاتی خطیبی، مریم؛ خیری‌زاده، منصور؛ مختاری اصل، ابوالفضل؛۱۳۹۸. ارزیابی کارایی الگوریتم ماشین بردار پشتیبان در پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش حوضه آبریز اهرچای. *جغرافیا و مخاطرات محیطی.* دوره ۸. شماره ۳۲. ۱–۱۷.

میرزانیا، صالح؛ شهابی، هیمن؛ ۱۳۹۸. ارزیابی و پیش‌بینی مکانی مخاطرهٔ زمین‌لغزش در جادهٔ کوهستانی سنندج–کامیاران با استفاده از الگوریتم‌های پیشرفتهٔ داده‌کاوی. *مدیریت مخاطرات محیطی*. دوره ٦. شماره ٤. ۳۱۷–۳٤۰.

نوجوان، محمدرضا؛ شاه‌زیدی، سمیه‌سادات؛ داودی، محمود؛ امین رعایا، هاجر؛ ۱۳۹۸. پهنه بندی خطر زمین‌لغزش با استفاده از تلفیق دو مدل فرآیند تحلیل سلسله مراتبی و فازی (مطالعه موردی: حوضه آبخیز کمه، استان اصفهان). *پژوهش‌های ژئومورفولوژی کمّی*. دوره ۷. شماره ٤. صفحات ۱٤۲–۱٥۹.

Aditian A, Kubota T, Shinohara Y. 2018. Comparison of GIS-based landslide susceptibility models using frequency ratio, logistic regression, and artificial neural network in a tertiary region of Ambon, Indonesia, Geomorphology 318: 101-111.

Arnone E, Francipane A, Noto LV, Scarbaci A, La Loggia G. 2014. Strategies investigation in using artificial neural network for landslide susceptibility mapping: application to a Sicilian catchment, Journal of Hydroinformatics 16(2): 502-515.

Ben-Hur Asa, Horn David, Siegelmann Hava, Vapnik Vladimir N. 2001. Support vector clustering, Journal of Machine Learning Research 2: 125–137.

Boser BE, Guyon IM, Vapnik VN. 1992. A training algorithm for optimal margin classifiers. Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory– COLT '92. p. 144. CiteSeerX 10.1.1.21.3818.

Bragagnolo L, da Silva RV, Grzybowski JMV. 2020. Landslide susceptibility mapping with r. landslide: A free open-source GIS-integrated tool based on Artificial Neural Networks, Environmental Modelling & Software 123, 104565.

Cama M, Conoscenti C, Lombardo L, Rotigliano, E. 2016. Exploring relationships between grid cell size and accuracy for debris-flow susceptibility models: a test in the Giampilieri catchment (Sicily, Italy), Environ. Earth Sci 75 (3): 1–21.

Carrara A, Crosta G, Frattini P. 2008. Comparing models of debris-flow susceptibility in the alpine environment. Geomorphology 94(3-4): 353-378.

Chen W, Pourghasemi HR, Kornejady A, Zhang N. 2017. Landslide spatial modeling: Introducing new ensembles of ANN, MaxEnt, and SVM machine learning techniques, Geoderma 305: 314-327.

Fang Z, Wang Y, Peng L, Hong H. 2020. Integration of convolutional neural network and conventional machine learning classifiers for landslide susceptibility mapping. Computers & Geosciences139, 104470.

Fell R, Corominas J, Bonnard C, Cascini L, Leroi E, Savage WZ. 2008. Guidelines for landslide susceptibility, hazard and risk zoning for land use planning, Engineering Geology 102(3): 85-98.

Gee, M. D. (1991). Classification of landslide hazard zonation methods and a test of predictive capability, Landslides, Bell, G., (ed.), Balkema, Rotterdam 947- 952.

Guha-Sapir D, Below R, Hoyois P. 2020. EM-DAT: international disaster database. Brussels, Belgium: Université Catholique de Louvain. Available from: http://www.emdat.be.

Guzzetti F, CesareMondini A, Cardinali M, Fiorucci F, Santangelo M, Chang KT. 2012. Landslide inventory maps: new tools for an old problem, EarthScience Review 112: 42-66.

Haghighat M, Abdel-Mottaleb M, Alhalabi W. 2016. Discriminant correlation analysis: Real-time feature level fusion for multimodal biometric recognition. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 11(9): 1984-1996.

Hong H, Pourghasemi HR, Pourtaghi, ZS. 2016. Landslide susceptibility assessment in Lianhua County (China): a comparison between a random forest data mining technique and bivariate and multivariate statistical models, Geomorphology 259: 105-118.

Hsieh CJ, Chang KW, Lin CJ, Keerthi SS, Sundararajan S. 2008. A dual coordinate descent method for large-scale linear SVM, In Proceedings of the 25th international conference on Machine learning (408-415).

Huang F, Cao Z, Guo J, Jiang SH, Li S, Guo Z. 2020. Comparisons of heuristic, general statistical and machine learning models for landslide susceptibility prediction and mapping, Catena 191, 104580.

Kavzoglu T, Kutlug Sahin E, Colkesen I. 2015. An assessment of multivariate and bivariate approaches in landslide susceptibility mapping: a case study of Duzkoy district, ORIGINAL PAPER 76:471–496.

Kirkos S, Manolopoulos Y. 2004. September. Data mining in finance and accounting: a review of current research trends, In Proceedings of the 1st international conference on enterprise systems and accounting (ICESAcc) 63-78 pp.

Lee S, Min K. 2001. Statistical analysis of landslide susceptibility at Yongin, Korea, Environmental Geology 40: 1095-1113.

Lucchese, L.V., de Oliveira GG, Pedrollo OC. 2021. Investigation of the influence of nonoccurrence sampling on landslide susceptibility assessment using Artificial Neural Networks, Catena 198, 105067.

Marjanović M, Kovačević M, Bajat B, Voženílek V. 2011. Landslide susceptibility assessment using SVM machine learning algorithm, Engineering Geology 123(3): 225-234.

Meyer D, Leisch F, Hornik K. 2003. The support vector machine under test, Neurocomputing 55(1-2): 169-186.

Möller M, Volk M, Friedrich K, Lymburner L. (2008). Placing soil-genesis and transport processes into a landscape context: A multiscale terrain-analysis approach, Journal of Plant Nutrition and Soil Science 171 (3): 419-430.

Moore ID, Grayson RB, Ladson AR. 1991. Digital terrain modeling: a review of hydrological, geomorphological, and biological applications, Hydro Process 5: 3-30.

Ocakoglu F, Gokceoglu C, Ercanoglu M. 2002. Dynamics of a complex mass movement triggered by heavy rainfall: a case study from NW Turkey, Geomorphology 42(3-4): 329-341.

Pontius JRG, Schneider LC. 2001. Land-cover change model validation by a ROC method for the Ipswich watershed, Massachusetts, USA, Agriculture, Ecosystems & Environment 85(1-3): 239-248.

Prasad R, Pandey A, Singh KP, Singh VP, Mishra RK, Singh D. 2012. Retrieval of spinach crop parameters by microwave remote sensing with back propagation artificial neural networks: A comparison of different transfer functions, Advances in space research 50(3): 363-370.

Press William H, Teukolsky SA, Vetterling WT, Flannery BP. 2007. Section 16.5. Support Vector Machines. Numerical Recipes: The Art of Scientific Computing (3rd ed.). New York: Cambridge University Press.

Rabby YW, Hossain MB, Abedin J. 2020. Landslide Susceptibility Mapping in Three Upazilas of Rangamati Hill District Bangladesh: Application and Comparison of GIS-based Machine Learning Methods, Geocarto International 1-24.

Roodposhti MS, Safarrad T, Shahabi H. 2017. Drought sensitivity mapping using two one-class support vector machine algorithms, Atmospheric Research 193: 73-82.

Sarkar S, Kanungo DP, Mehrotra, GS. 1995. Landslide hazard zonation: a case study in Garhwal Himalaya, India, Mountain Research and Development 15(4): 301-309.

Schmidhuber J. 2015. "Deep Learning". Scholarpedia, 10 (11): 85–117.
Shahabi H, Khezri S, Ahmad BB, Hashim M. 2014. Landslide susceptibility mapping at central Zab basin, Iran: A comparison between analytical hierarchy process, frequency ratio and logistic regression models, Catena 115: 55-70.
Shalev-Shwartz S, Singer Y, Srebro N, Cotter A. 2011. Pegasos: Primal estimated sub-gradient solver for SVM, Mathematical programming 127(1): 3-30.
Tien Bui D, Pradhan B, Revhaug I, Trung TC. 2014. A comparative assessment between the application of fuzzy unordered rules induction algorithm and J48 decision tree models in spatial prediction of shallow landslides at Lang Son City, Vietnam, In Remote sensing applications in environmental research 87-111.
Vakhshoori V, Pourghasemi HR, Zare, M., & Blaschke, T. (2019. Landslide susceptibility mapping using GIS-based data mining algorithms, Water 11(11): 2292.
Xie W, Li X, Jian W, Yang Y, Liu H, Robledo LF, Nie W. 2021. A Novel Hybrid Method for Landslide Susceptibility Mapping-Based GeoDetector and Machine Learning Cluster: A Case of Xiaojin County, China, ISPRS International Journal of Geo-Information 10(2): 1-19.
Yalcin A. 2011. A geotechnical study on the landslides in the Trabzon Province, NE, Turkey, Applied clay science 52: 11-29.
Yu C, Chen J. 2020. Landslide Susceptibility Mapping Using the Slope Unit for Southeastern Helong City, Jilin Province, China: A Comparison of ANN and SVM, Symmetry 12(6): 10-47.